

基于 Split Bregman 迭代求解水平集框架模型的 运动目标检测

徐国强¹, 王登位², 石文君¹

(1. 空军第一航空学院航空导弹教研室, 河南 信阳 464000;
2. 华中科技大学图像识别与人工智能研究所, 武汉 430074)

摘要: 提出了一种基于 Split Bregman 迭代求解分段常值模型(也称为 C-V 模型)的运动目标检测方法。该方法首先采用高斯混合模型进行背景建模, 然后减去背景得到图像序列的运动区域部分(本方法的处理对象)。由于引入了 Split Bregman 迭代方案, 可以在保证演化过程稳定的前提下采用相对较大的时间步长。在真实红外序列图像上的检测情况表明, Split Bregman 迭代方案加速了曲线的演化并且极大地降低了迭代过程所需的次数, 说明了该方法的有效性。

关键词: 运动目标检测; C-V 模型; Split Bregman 迭代; 图像处理

中图分类号: V271.4 文献标志码: A 文章编号: 1671-637X(2013)03-0016-04

Moving Target Detection Based on Level Set Framework Model Solved by Split Bregman Iteration

XU Guoqiang¹, WANG Dengwei², SHI Wenjun¹

(1. Aeronautic Missile Department, The First Aeronautic Institute of Air Force, Xinyang 464000, China; 2. Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: A moving target detection method was proposed based on the piecewise constant Mumford-Shah model (also known as the C-V model) solved by the Split Bregman iteration. In the method, the Gaussian mixture model was used for background modeling, and then the background was subtracted to obtain the moving regions of the image sequence (the handling objects of our method). As a result of the introduction of the Split Bregman iteration scheme, we could use a rather large time step while maintaining the stability of the evolution process. The experimental results demonstrated that for real infrared image sequences, the Split Bregman iteration scheme can accelerate the evolution of the curve and significantly reduce the number of iterations, which proved the validity of our method.

Key words: moving target detection; C-V model; Split Bregman iteration; image processing

0 引言

准确检测复杂背景中的运动目标在计算机视觉及图像处理领域具有非常重要的现实意义。对于运动目标检测而言, 传统的方法不能同时精确地提取目标的轮廓及内部区域, 而且在获取平滑的目标轮廓方面也存在困难^[1-2]。另外, 改变检测方法对于亮度变化也非常敏感^[3]。

在过去的 10 年当中, 活动轮廓模型已被广为研

究。可将现存的算法大致分为两类, 基于区域的模型^[4-5]和基于边缘的模型^[6-7]。这些方法在检测特定的目标方面获得了巨大的成功, 但也存在一些问题: 对于演化曲线的初始位置非常敏感; 绝大多数方法的数学描述均基于图像的局部梯度信息, 这极大地限制了它们对于噪声的鲁棒性。

为了克服上述缺陷, 研究者们已经做了很多尝试, 并涌现出各种各样的方法, 其中最著名的是 Tony F Chan 和 Luminita A Vese 所设计的对于 Mumford-Shah (M-S) 模型的最小化方法^[8]。该方法基于变分原理, 其目标泛函由 M-S 模型^[9]公式化并被表达为水平集函数的形式。水平集函数被视为相应的欧拉-拉格朗日方程的解, 并且采用梯度下降的方法来求取数值解。

收稿日期: 2011-12-03

修回日期: 2012-02-24

作者简介: 徐国强(1969—), 男, 江苏无锡人, 硕士, 副教授, 研究方向为航空弹药。

对于 Chan-Vese (C-V) 模型的求解而言, 显示方案是最流行的离散化方法。该方案最大缺陷在于它受到熵条件的限制, 因此, 为了避免在曲线演化的过程中出现大的震荡, 只能选取较小的迭代时间步长。当初始位置距离感兴趣的对象较远时, 所需的迭代次数将非常大。当图像尺寸较大或者待处理的图像是多维信号时, 其缓慢程度将变得不能容忍, 这极大地限制了它的实际应用范围。

为了解决前述问题, 在本文中, 采用 Split Bregman 迭代方案来求解 C-V 模型并将其应用于运动目标的检测。Split Bregman 迭代方案由 Bregman 等人^[10]提出, 主要用于求解凸性泛函的极值。无论采取多大的时间步长, 该方案都能保证计算过程的稳定性。

对于运动图像序列而言, 首先采用高斯混合模型 (GMM) 来获取图像的背景, 然后减去背景即可得到图像的运动区域部分, 该部分即为处理对象。本算法的新颖性在于采用 Split Bregman 迭代方案来替代原有的显示求解方案。实验结果表明, 替代产生了更强的鲁棒性及稳定性, 而且实验结果跟初始位置完全无关并且还具有不受时间步长限制的特性。

1 原始的 C-V 模型

在经典的活动轮廓模型中, 外部能量项主要依赖于图像的局部边缘梯度信息以定位图像中的潜在目标。然而, 对于边缘模糊或者边缘不一定由梯度所定义时, 想要得到理想的结果将很困难。为了有效解决这一问题, Chan 和 Vese^[8]提出了一种新的基于简化 M-S 模型的活动轮廓模型, 通常称为 C-V 模型。该模型依赖于同质区域的全局信息, 其能量泛函定义为

$$E(C, M_{in}, M_{out}) = \lambda_{in} \int_{inside(C)} (I(x, y) - M_{in})^2 dx dy + \lambda_{out} \int_{outside(C)} (I(x, y) - M_{out})^2 dx dy + \mu \cdot \text{length}(C) + v \cdot S_{inside}(C) \quad (1)$$

式中: μ, ν, λ_{in} 和 λ_{out} 为正常数; 通常选取默认参数 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1, \nu = 0; M_{in}$ 和 M_{out} 分别表示曲线 C 内及 C 外的平均灰度值; $E(\cdot)$ 为能量泛函。

为了求解这一最小化问题, 引进高效的水平集方法, 该方法将曲线 C 表示为某一 Lipschitz 函数: $\phi(x, y): \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 的 0 水平集, 当点 (x, y) 位于曲线 C 的内部时, $\phi(x, y) > 0$; 当点 (x, y) 位于曲线 C 的外部时, $\phi(x, y) < 0$; 当点 (x, y) 位于曲线 C 上时, $\phi(x, y) = 0$ 。因此, 能量泛函 $E(C, M_{in}, M_{out})$ 可用水平集函数 $\phi(x, y)$ 公式转化为

$$E_c(\phi, M_{in}, M_{out}) = \lambda_{in} \int_{\Omega} (I(x, y) - M_{in})^2 H_c(\phi(x,$$

$$y)) dx dy + \lambda_{out} \int_{\Omega} (I(x, y) - M_{out})^2 (1 - H_c(\phi(x, y))) dx dy + \mu \cdot \int_{\Omega} \delta_c(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \nu \cdot \int_{\Omega} H_c(\phi(x, y)) dx dy \quad (2)$$

式中, $H_c(z)$ 和 $\delta_c(z)$ 分别表示 Heaviside 函数 $H(z)$ 及一维狄拉克测度的正则化近似, 二者的定义如下

$$H(z) = \begin{cases} 1, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$\delta(z) = \frac{d}{dz} H(z) \quad (4)$$

通过推导相应的欧拉-拉格朗日方程, 并且采用梯度下降的方法来更新水平集函数 $\phi(x, y)$, 同时设置初始水平集函数为 $\phi(0, x, y) = \phi_0(x, y)$, 即可求解上述最小化问题。

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_c(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu - \lambda_{in} (I - M_{in})^2 + \lambda_{out} (I - M_{out})^2 \right] \quad (5)$$

式中, M_{in} 和 M_{out} 由如下的公式迭代更新

$$M_{in}(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H_c(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H_c(\phi_c(x, y)) dx dy} \quad (6)$$

$$M_{out}(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H_c(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_c(\phi_c(x, y))) dx dy} \quad (7)$$

2 传统的离散化方法所存在的问题

显示方案是求解式 (5) 最流行的方法, 但由于 Courant-Friedrichs-Lewy (CFL) 条件^[11]的限制, 即数值波形的传播速度至少要跟物理波形的传播速度相当, 以保证在一次迭代中曲线只移动很小的距离, 因而, 只能采取很小的时间步长, 当初始曲线不在感兴趣目标的边缘附近时, 演化过程将耗费很长时间才能到达其最终位置。

3 Split Bregman 迭代

为了克服传统的离散化方法所存在的问题, 引入 Split Bregman 迭代方案来求解前述问题。Bregman 迭代是一种最初在泛函分析理论中为寻求凸性泛函的极值而引入的方法^[10], 文献[12]首次将其引入到图像处理中, 有效解决了 ROF 去噪模型的求解问题。Goldstein 等人^[13]将该方法推广为如下标准 TV 模型的优化问题

$$u = \operatorname{argmin}_u \left\{ E(u) = \lambda \int_{\Omega} |\nabla u| dx + \frac{1}{2} \int_{\Omega} (u - f)^2 dx \right\} \quad (8)$$

其主要思想是通过引入辅助变量 w 和迭代参数 b , 将式(8)转化为式(9)所示的交替迭代的能量泛函, 当能量泛函取得极小值时, $w \rightarrow \nabla u$ 。

$$(u^{k+1}, w^{k+1}) = \operatorname{argmin}_{u, w} \left\{ E(u, w) = \lambda \int_{\Omega} |w| dx + \frac{\theta}{2} \int_{\Omega} (w - \nabla u - b^{k+1})^2 dx + \frac{1}{2} \int_{\Omega} (u - f)^2 dx \right\} \quad (9)$$

式中: $b^{k+1} = b^k + \nabla u^k - w^k$; 初始条件为 $b^0 = w^0 = 0$; $u^0 = f$ 。

$$u - f - \theta \nabla \cdot (\nabla u - w + b^{k+1}) = 0 \quad (10)$$

$$w^{k+1} - \nabla u^{k+1} - b^{k+1} + \frac{\lambda}{\theta} \frac{w^{k+1}}{|w^{k+1}|} = 0 \quad (11)$$

其中, w^{k+1} 由如下的软阈值公式来计算

$$w^{k+1} = \max(|\nabla u^{k+1} + b^{k+1}| - \frac{\lambda}{\theta}, 0) \frac{\nabla u^{k+1} + b^{k+1}}{|\nabla u^{k+1} + b^{k+1}|} \quad (12)$$

若分母出现等于0的取值点, 按照 $0 \cdot \frac{0}{0} = 0$ 处理。

4 采用 Split Bregman 迭代求解 C-V 模型

对于式(5)所示的 C-V 模型的水平集演化方程, 由于 $\delta_{\varepsilon}(\phi) \geq 0$, 因此可将其转化为如下的等价形式

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \nabla \cdot \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda_{\text{in}} (I - M_{\text{in}})^2 + \lambda_{\text{out}} (I - M_{\text{out}})^2 \quad (13)$$

式(13)所示的能量泛函为定义于非凸集的优化问题, 不存在全局最优解, 为此, Bresson 等人将 ϕ 的取值区间松弛为 $[0, 1]$, 从而得到如下形式的全局凸分割模型

$$\min_{\phi \in [0, 1]} \left\{ E_{\varepsilon}(\phi) = \int_{\Omega} (\lambda_{\text{in}} (I - M_{\text{in}})^2 + \lambda_{\text{out}} (I - M_{\text{out}})^2) \phi dx dy + \mu \int_{\Omega} |\nabla \phi| dx dy \right\} \quad (14)$$

令 $O(M_{\text{in}}, M_{\text{out}}) = \lambda_{\text{in}} (I - M_{\text{in}})^2 + \lambda_{\text{out}} (I - M_{\text{out}})^2$, 则式(14)变为如下的简化形式

$$\min_{\phi \in [0, 1]} \left\{ E_{\varepsilon}(\phi) = \int_{\Omega} O(M_{\text{in}}, M_{\text{out}}) \phi dx dy + \mu \int_{\Omega} |\nabla \phi| dx dy \right\} \quad (15)$$

下面采用 Split Bregman 迭代来求解式(15)所示的全局凸分割模型, 首先, 引入辅助变量 w 和迭代参数 b , 则式(15)转化为

$$(\phi^{k+1}, w^{k+1}) = \operatorname{argmin}_{\phi, w} \left\{ E_{\varepsilon}(\phi, w) = \mu \int_{\Omega} |w| dx dy + \frac{\theta}{2} \int_{\Omega} (w - \nabla \phi - b^{k+1})^2 dx dy + \int_{\Omega} O(M_{\text{in}}, M_{\text{out}}) \phi dx dy \right\} \quad (16)$$

式中, $b^{k+1} = b^k + \nabla \phi^k - w^k$, $b^0 = w^0 = 0$, 对式(16)进行交替最小化得

$$\begin{cases} O(M_{\text{in}}, M_{\text{out}}) - \theta \nabla \cdot (\nabla \phi + b^{k+1} - w^k) = 0 \\ \phi^{k+1} = \max(\min(\phi^{k+1}, 1), 0) \\ w^{k+1} = \max(|\nabla \phi^{k+1} + b^{k+1}| - \frac{\mu}{\theta}, 0) \cdot \frac{\nabla \phi^{k+1} + b^{k+1}}{|\nabla \phi^{k+1} + b^{k+1}|} \end{cases} \quad (17)$$

此即为最终的迭代计算公式。

5 实验结果

在这部分中, 对 Split Bregman 迭代方案在运动目标检测方面的精度及性能进行了评估。实验结果运行于 Matlab R2008a 环境, 所用计算机的配置为: Intel Core 2 Duo 2 GHz CPU, 2 G RAM 和 Windows XP 操作系统。

5.1 基于高斯混合模型的背景建模

本文方法首先采用高斯混合模型(GMM)^[14]来对背景进行建模, 然后减去背景即可得到图像的运动区域部分, 该运动区域即为模型的处理对象。

5.2 时间步长无关特性

图1表示了 Split Bregman 迭代方案的时间无关特性。在相同的初始曲线下, 大的时间步长及小的时间步长均被引入对比实验当中。大的时间步长使得曲线的演化较为迅速, 往往只需少量的几次迭代即可收敛; 而小的时间步长则需要较多的迭代次数以获得相同的收敛结果。在此需要强调的是, 当时间步长急剧增大时, 本文算法仍然能够保证其稳定性。

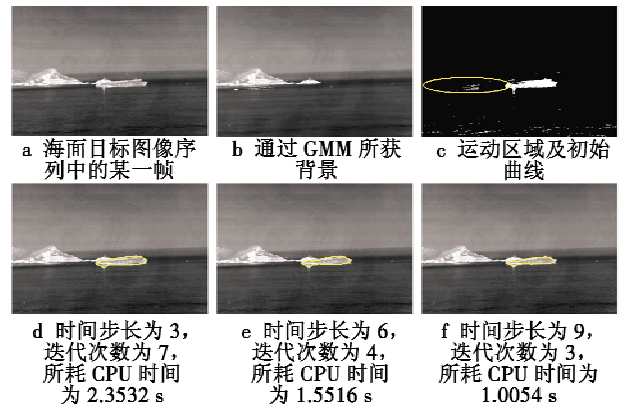


图1 不同时间步长下的曲线演化过程

Fig.1 The curve evolution process under different time step

5.3 对初始位置的不敏感性

图2~图4所示为显示方案及 AOS 求解方案在图1所示图像上的检测效果对比, 在对比中采用了3种不同的初始化方式。虽然3种初始化方式完全不同, 但 AOS 求解方案每次都返回相同的迭代结果; 相反, 将相同的初始化方式应用到经典的显示方案上时, 算

法返回的结果大为不同。当初始曲线不包含感兴趣的目标时,算法将不能正确地捕获感兴趣的对象,并且演化曲线将持续收缩直至消失为止。

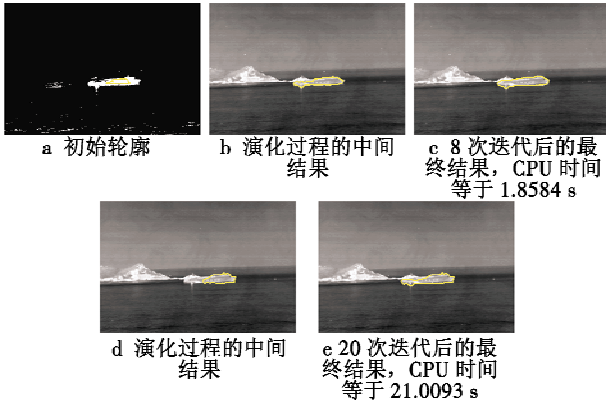


图2 显示方案和 Split Bregman 迭代方案在初始化模式一(初始曲线位于目标内部)下的对比
Fig.2 Comparisons of the Split Bregman iteration scheme and the explicit scheme under initialization method 1: The initial contour is included inside the object

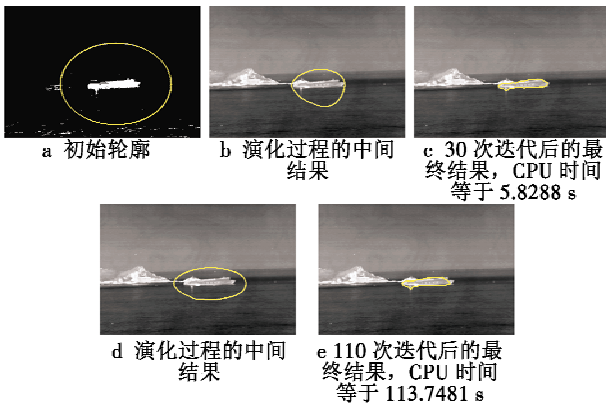


图3 显示方案和 Split Bregman 迭代方案在初始化模式二(目标位于初始曲线内部)下的对比
Fig.3 Comparisons of the Split Bregman iteration scheme and the explicit scheme under initialization method 2: The object is included inside the initial contour

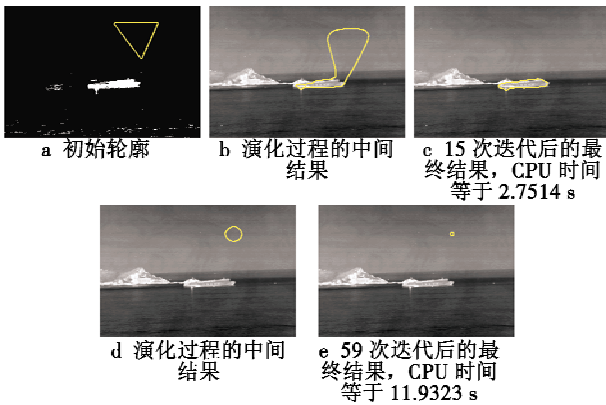


图4 显示方案和 Split Bargeman 迭代方案在初始化模式三(初始曲线远离感兴趣的目标)下的对比
Fig.4 Comparisons of the Split Bregman iteration scheme and the explicit scheme under initialization method 3: The initial contour is far away from the object of interest

6 结论

在本文中,提出了一种用于求解 C-V 模型的 Split Bregman 迭代方案,并将其应用于对运动目标的检测。为了有效获取运动图像的背景,引入 GMM 来对图像的背景进行建模。本文算法的新颖性在于采用 Split Bregman 迭代方案来替代经典的显示方案。实验结果表明,此处的替代产生了更为稳定更为鲁棒的实现。实验结果跟初始曲线的位置完全无关。另外,还比较了该方法相对于传统的实现(采用显示求解方案)在运行时间方面的优势。采用两种不同的求解方法,本文的方法较传统的方法更为快速,而检测的性能仍然令人满意。

参考文献

- [1] 薛丽霞,罗艳丽,王佐成. 基于帧间差分的自适应运动目标检测方法[J]. 计算机应用研究,2011,28(4): 1551-1553.
- [2] 朱娟娟,郭宝龙. 复杂场景中基于变块差分的运动目标检测[J]. 光学与精密工程,2011,19(1):183-191.
- [3] TOTH D, AACH T, METZLER V. Illumination-invariant change detection[C]//Proceedings of the 4th IEEE Southwest Symposium,2000;3-7.
- [4] ZHANG Kaihua, SONG Huihui, ZHANG Lei. Active contours driven by local image fitting energy [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4):1199-1206.
- [5] LANKTON S, TANNENBAUM A. Localizing region-based active contours[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(11):2029-2039.
- [6] BRESSON X, ESEDOGLU S, VANDERGHEYNST P, et al. Fast global minimization of the active contour/snake model [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2007, 28(2):151-167.
- [7] ZHANG Kaihua, XU Shoushi, ZHOU Wengang, et al. Active contours based on image Laplacian fitting energy[J]. Chinese Journal of Electronics, 2009, 18(2):281-284.
- [8] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2):266-277.
- [9] MUMFORD D, SHAH J. Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(5):577-685.
- [10] BREGMAN L. The relaxation method of finding the common points of vertex sets and its application to the solution of problems in convex optimization [J]. USSR Computational Mathematics and Mathematical Physics, 1967(7):200-217.
- [11] SETHIAN J A. Level set methods and fast marching meth-

侦察效率的大幅提升。

“全球鹰”无人机借鉴了同时代 ISS 项目的研究成果——《综合传感器系统开放架构》中的设计理念及方法,综合传感器系统采用了开放式系统架构,并大量采用商用货架产品,通过部分功能综合、信息综合以及少量硬件综合设计,在保持先进性的同时,也有效控制了研制成本,缩短了研制周期。“全球鹰”无人机综合传感器系统是先进性与实用性结合得非常好的典范,对后续无人机的发展具有很好的借鉴意义。

3 启示及建议

无人机已经成为 21 世纪各军事强国的主要军事装备之一。在阿富汗战场上,美国使用“捕食者”系列无人机对恐怖分子进行定点清除,使用“全球鹰”无人机提供情报、监视和侦察 (ISR) 支援,这些大型无人机的使用取得了极大的成功,并引起了其他国家的兴趣。自此以后,所有军事强国都加大了对无人机的研究投入。

2011 年 3 月,美军正式推出了舰载无人空中监视和攻击 (UCLASS) 项目,期望在 2018 年前装备一种可以在航母上起降的舰载无人作战飞机,以支持舰载航空兵作战,除执行 ISR 任务外,还能够进行突防对敌打击。2011 年 5 月,美军在击毙本·拉登的行动中使用了 RQ170 “哨兵”隐身无人飞机为行动提供 ISR 支援。无人机再次引起世人瞩目,也必将再次激发各国军方的研究浪潮。

ISR 能力为军方对无人机装备的最基本任务需求,而光电探测系统与射频探测系统是无人机提供 ISR 能力的主要任务设备。对光电探测系统与射频探测系统进行综合设计是机载传感器系统发展到一定时期的必然产物,是开放式航空电子系统的关键和重要组成部分,因为它不但可以降低成本,减少重量和体积,而且通用性强,可以提高可靠性^[12]。

我国无人机的研制起步相对较晚,在对光电探测系统与射频探测系统进行综合设计时,应根据我国航空电子技术水平的具体情况,充分参考和借鉴国外先进设计理念,处理好以下几个方面的问题:

1) 重视标准的制定、执行,传感器综合的关键是总体设计、系统定义、规范标准制定、系统管理软件和标准模块的研制;

2) 重视关键技术的研究,传感器综合不仅仅是完成硬件的综合设计,要关注关键技术的研究,更应该关注光电探测系统与射频探测系统联合使用模式的创新;

3) 重视系统先进性与灵活性的统一,由于我国历史体制原因,光电探测系统、射频探测系统是由不同领域内相关科研院所承担的,因此系统综合在追求技术先进性的同时,也应该具有一定的灵活性,切忌各自为政,以缩短研制周期,推动我国无人机的快速、蓬勃发展。

参 考 文 献

- [1] 边栓成,王合龙,何磊,等. 无人机光电侦察系统稳定控制算法研究[C]//第一届中国导航、制导与控制学术会议论文集,北京:科学出版社,2007.
- [2] 孙寒冰,曲长文. 舰载无人机合成孔径雷达[J]. 中国雷达,2009(1):1-4.
- [3] 刘红漫,晋燕利. 国外军用无人机任务系统及其发展研究[C]//尖兵之翼——2006 中国无人机大会论文集,北京:航空工业出版社,2006.
- [4] 陈乃功,刘重阳. 新型作战飞机机载传感器系统特性分析[J]. 电子信息对抗技术,2009,24(6):55-59.
- [5] 苏连栋. 机载传感器综合设计技术特点及应用[J]. 飞机设计,2008,28(1):54-57.
- [6] SZKODY R. Integrated sensor system-demonstration results [C]//Proceedings 18th, St Louis: DASC press, 1999;3. B. 3-1-8.
- [7] 张凤鸣,褚文奎,樊晓光,等. 综合模块化航空电子体系结构研究[J]. 电光与控制,2009,16(9):47-51.
- [8] 黄永葵,薛秋晖,李卫民. 开放式系统结构及其标准研究[J]. 航空电子技术,2005,36(1):34-41.
- [9] 《国外无人机系统装备系列丛书》编委会. 全球鹰高空长航时无人侦察机系统[M]. 北京:航空工业出版社,2010.
- [10] 贲德. 机载有源相控阵火控雷达的新进展及发展趋势[J]. 现代雷达,2008,30(1):1-4.
- [11] 金德琨. 综合传感器系统——向纵深发展的航空电子综合技术[J]. 航空电子技术,2004,35(4):11-15.
- [12] 王建刚,晋燕利,赵春玲. 网络环境下军用无人机的发展研究[C]//第一届中国导航、制导与控制学术会议论文集,北京:科学出版社,2007.
- [13] GOLDSTEIN T, OSHER S. The Split Bregman Method for L1 regularized problems [R]. UCLA CAM Report, 2008;8-29.
- [14] ZIVKOVIC Z, VAN DER HEIJDEN F. Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(7):773-780.

(上接第 19 页)

ods;Evolving interfaces in computational geometry, fluid mechanics, computer vision, and materials science[M]. USA:Cambridge University Press, 1999.

- [12] OSHER S, BURGER M, GOLDFARB D, et al. An iterative regularization method for total variation-based image restoration[J]. Multiscale Model Simul, 2005,4(2):460-489.